

## 基础研究

## 基于全变分正则化去卷积的PET部分容积校正

胡德斌<sup>1</sup>, 路利军<sup>1</sup>, 高园园<sup>1</sup>, 张后金<sup>1</sup>, 韩彦江<sup>2</sup>, 辜承慰<sup>1</sup>, 马建华<sup>1</sup>南方医科大学<sup>1</sup>生物医学工程学院,<sup>2</sup>南方医院PET中心, 广东 广州 510515

**摘要:**目的 提出全变分正则化去卷积方法并应用于PET图像部分容积校正。方法 将全变分(total variation, TV)引入到图像退化模型中,提出基于全变分正则化的Van Cittert(VC)和Richardson-Lucy(RL)去卷积方法。结果 提出的方法分别应用于NCAT仿真数据、NEMA NU4-2008 IQ物理体模和肿瘤小鼠数据(均采用西门子小动物Inveon PET扫描得到)。相比于传统VC和RL去卷积方法,本文提出方法在仿真实验中校正图像有明显的去噪和保持边缘效果,同时在小鼠实验中肿瘤区域的活度值增加率为 $(10\pm 1.8)\%$ 时,图像标准方差(standard deviation, SD)增加率分别从49.98%下降到14.26%和42.76%下降到4.70%。结论 本方法能够在校正PET部分容积效应的同时有效抑制噪声增加,可望更为准确地诊断肿瘤。

**关键词:**PET;部分容积校正;去卷积;TV正则化

## Incorporation of TV regularization in deconvolution for partial volume correction in PET imaging

HU Debin<sup>1</sup>, LU Lijun<sup>1</sup>, GAO Yuanyuan<sup>1</sup>, ZHANG Houjin<sup>1</sup>, HAN Yanjiang<sup>2</sup>, GU Chengwei<sup>1</sup>, MA Jianhua<sup>1</sup>School of Biomedical Engineering<sup>1</sup>, Department of PET Center, Nanfang Hospital<sup>2</sup>, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

**Abstract: Objective** We propose a method using total variation (TV) regularization in deconvolution for partial volume correction in PET imaging. In the degraded image model, we used TV regularization procedure in Van Cittert (VC) and Richardson-Lucy (RL) deconvolution algorithms. These methods were tested in simulated NCAT images and images of NEMA NU4-2008 IQ phantom and tumor-bearing mouse scanned by Siemens Inveon microPET. The simulated experiment and tumor-bearing mouse experiment showed that the algorithms using TV regularization provided superior qualitative and quantitative appearance compared with traditional VC and RL algorithms. When the mean intensity of the tumor increased by  $(10\pm 1.8)\%$ , the SD increase percentage was decreased from 49.98% to 14.26% and from 42.76% to 4.70%, suggesting the efficiency of the proposed algorithms for reducing PVEs in PET.

**Key words:** positron emission tomography; partial volume correction; deconvolution; total variation regularization;

PET成像中部分容积效应(partial volume effect, PVE)会使图像模糊,图像中组织活度衰减,病灶边界识别不清,从而影响临床诊断<sup>[1]</sup>。因此减轻部分容积效应对PET图像的影响,对提高PET在肿瘤诊断和指导治疗上的应用至关重要。当前,诸多方法相继被提出以实现PET图像部分容积效应校正(partial volume correction, PVC)。其中一类方法是引入MR/CT解剖先验对PET图像进行部分容积校正,如在图像重建或后重建过程,通过分割和配准解剖图像,引入解剖图像的边缘或者区域信息<sup>[2-3]</sup>。然而这些方法首先要对解剖图

像进行精确分割,而解剖图像分割尚无绝对鲁棒的方法。此外,此类方法主要针对大脑区域,极大限制了此类方法的应用。

基于图像后重建的去卷积校正技术提供了另一类解决方法。去卷积方法只需考虑PET图像本身信息,方法实现简单易行,更重要的是可以针对全身区域进行部分容积校正,如Teo等<sup>[4]</sup>首先应用Van Cittert(VC)去卷积算法<sup>[5]</sup>在PET肿瘤图像进行部分容积校正。然而,去卷积过程会引起高水平噪声,故作者提出应用这种算法只是针对特定的感兴趣区域(regions of interest, ROIs),例如经过很好勾勒出的肿瘤区域。Tohka和Reihac<sup>[6]</sup>应用VC和Richardson-Lucy(RL)<sup>[7-8]</sup>去卷积算法进行脑PET图像的部分容积校正,结果表明这两种去卷积方法都会导致图像噪声的增加。为解决校正过程中噪声增加的问题,本文将正则化项引入到去卷积模型中。全变分(total variation, TV)<sup>[9]</sup>已广泛应用于图像处理领域,能够在保持图像边缘的同时取得良好去噪效果。针对PET部分容积效应图像活度衰减、边缘模糊特

收稿日期:2014-11-22

基金项目:国家自然科学基金(81101046,81371544);教育部高等学校博士学科专项科研基金(20134433120017);广东省医学科研基金立项课题(B2014239,B2014240);广东省自然科学基金(2014A030310243)

Supported by National Natural Science Foundation of China (81101046, 81371544).

作者简介:胡德斌,硕士研究生,E-mail: 347828770@qq.com

通信作者:路利军,讲师,电话:020-61648187, E-mail: ljlubme@gmail.com

点和传统去卷积方法噪声增加问题,本研究将全变分方法与传统迭代去卷积方法二者有机结合,提出基于全变分正则化的VC和RL去卷积算法,并与中值先验正则化<sup>[10]</sup>和贝叶斯正则化<sup>[11]</sup>的去卷积方法比较。

## 1 方法

一般而言,去卷积方法的通用框架是基于以下模型:

$$O(x) = I(x) \otimes h(x) + N(x) \quad (1)$$

式中, $O$ 是探测得到的图像, $I$ 是真实理想的图像, $h$ 代表着点扩散函数(point spread function, PSF), $N$ 为加性噪声, $x$ 为空间坐标, $\otimes$ 是卷积操作。

### 1.1 经典去卷积方法

**1.1.1 Van Cittert (VC) 去卷积算法** Van Cittert(VC)去卷积算法是从探测得到的退化图像 $O$ 中迭代恢复真实理想的图像 $I$ ,将(1)式改写成最小二乘形式为:

$$J_1 = \sum_x \|O(x) - (I \otimes h)(x)\|^2 \quad (2)$$

运用梯度下降法求解得到:

$$\tilde{I}^{n+1}(x) = \tilde{I}^n(x) + \alpha(O(x) - h(x) \otimes \tilde{I}^n(x)) \quad (3)$$

式中, $\alpha$ 是收敛参数一般设为1, $\tilde{I}^{n+1}$ 和 $\tilde{I}^n$ 分别是第 $n+1$ 次和第 $n$ 次迭代的结果, $O$ 和 $h$ 与(1)式定义相同。

**1.1.2 Richardson-Lucy (RL) 去卷积算法** Richardson和Lucy提出了RL去卷积算法,依据贝叶斯理论,由(1)式可以得到:

$$p(I|O) = p(O|I) \cdot \frac{p(I)}{p(O)} \quad (4)$$

其中 $p(I|O)$ 是后验概率, $p(O|I)$ 是似然概率, $p(I)$ 是目标图像的先验概率, $p(O)$ 是常数。

在去卷积问题中,假设PET图像统计过程为泊松过程,故似然概率 $p(O|I)$ 能写成:

$$p(O|I) = \prod_x \frac{[(h \otimes I)(x)]^{O(x)} \exp(-(h \otimes I)(x))}{O(x)!} \quad (5)$$

求解(5)式可以得到需要最小化求解的代价函数:

$$J_2 = \sum_x [(h \otimes I)(x) - O(x) \cdot \log(h \otimes I)(x)] \quad (6)$$

通过(6)式最小化求解,可以得到RL算法的最终形式:

$$\tilde{I}^{n+1}(x) = \tilde{I}^n(x) \cdot \left[ \frac{O(x)}{h(x) \otimes \tilde{I}^n(x)} \right] \otimes h(-x) \quad (7)$$

式中, $h(-x)$ 是 $h(x)$ 的共轭, $\tilde{I}^{n+1}$ 和 $\tilde{I}^n$ 分别是第 $n+1$ 次和第 $n$ 次迭代的结果, $O$ 和 $h$ 与(1)式定义相同。

VC和RL两种去卷积方法都能用于PET图像的部分容积校正,但缺点是会引起高水平的噪声。因此,为了减少校正过程中噪声的增加,需要在去卷积步骤中引入正则化项。

### 1.2 全变分正则化

全变分(total variation, TV)去噪模型是一种应用很广的滤波方法,优点是在保持边缘信息同时具有良好的去噪效果,三维情况下的TV式为:

$$TV(I) = \int |\nabla I| dx dy dz = \int \sqrt{\frac{\partial I^2}{\partial x} + \frac{\partial I^2}{\partial y} + \frac{\partial I^2}{\partial z}} dx dy dz \quad (8)$$

其与经典去卷积算法结合的正则化形式分为两种。

第一种是与VC去卷积算法结合,在(2)式中引入TV正则化项,则变为:

$$J_{TV1} = \sum_x \|O(x) - (I \otimes h)(x)\|^2 + \lambda_{TV} \sum_x |\nabla I(x)| \quad (9)$$

运用梯度下降法求解,则(9)式的迭代求解式为:

$$\tilde{I}^{n+1}(x) = \tilde{I}^n(x) + \alpha(O(x) - h(x) \otimes \tilde{I}^n(x)) + \alpha \lambda_{TV} \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \tilde{I}^n(x)}{|\nabla \tilde{I}^n(x)|} \right) \quad (10)$$

式中, $\lambda_{TV}$ 是正则化参数, $\alpha$ 是收敛参数一般设为1, $\operatorname{div}$ 代表的是散度算子, $\nabla$ 为梯度算子,其余与(3)式定义相同。

第二种是与RL去卷积算法结合,在(6)式中引入TV正则化项,则可以改写成:

$$J_{TV2} = \sum_x [(h \otimes I)(x) - O(x) \cdot \log(h \otimes I)(x)] + \lambda_{TV} \sum_x |\nabla I(x)| \quad (11)$$

求解(11)式可以得到:

$$\tilde{I}^n(x) = \left( \frac{O(x)}{\tilde{I}^n(x) \otimes h(x)} \otimes h(-x) \right) \cdot \frac{\tilde{I}^n(x)}{1 - \lambda_{TV} \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \tilde{I}^n(x)}{|\nabla \tilde{I}^n(x)|} \right)} \quad (12)$$

式中,各变量定义与(10)式相同。

### 1.3 中值先验正则化

为了抑制去卷积迭代过程中噪声的增加,在RL去卷积框架下,Kirov提出将中值先验(median root prior, MRP)<sup>[12]</sup>应用于去卷积过程中,用来构建迟一步MRP算法:

$$\tilde{I}^{n+1}(\vec{r}) = \frac{\tilde{I}^{n+1,dec}(\vec{r})}{1 + \beta \frac{\tilde{I}^n(\vec{r}) - M_R}{M_R}} \quad (13)$$

这里的 $\tilde{I}^{n+1,dec}(\vec{r})$ 是在坐标点 $\vec{r}$ 处第 $n+1$ 次去卷积迭代但没有进行MRP正则化的结果, $\tilde{I}^n(\vec{r})$ 和 $\tilde{I}^{n+1}(\vec{r})$ 分别为在坐标点 $\vec{r}$ 处第 $n$ 次和第 $n+1$ 次去卷积迭代进行过MRP正则化的结果。 $M_R = \operatorname{Med}(\tilde{I}^n, \vec{r}, R)$ 是以坐标点 $\vec{r}$ 为中心, $R$ 为半径的邻域的像素中值,其中 $\beta$ 为先验的权重。

### 1.4 贝叶斯正则化

贝叶斯正则化去卷积方法在Naqa文章中指的是在

求解(1)式过程中使用最大后验方法,引入自身图像作为先验,在贝叶斯框架下,得到贝叶斯去卷积迭代公式为:

$$\tilde{I}^{n+1}(x) = \tilde{I}^n(x) \cdot \exp\left[\left(\frac{O(x)}{h(x) \otimes \tilde{I}^n(x)} - 1\right) \otimes h(-x)\right] \quad (14)$$

式中,各变量定义与(7)式相同,公式中的指数项强制正向收敛,从而起到正则化作用。

### 1.5 数值解法

对于三维数据的 $\text{div}\left(\frac{\nabla I(x)}{|\nabla I(x)|}\right)$ 计算,我们参考Rudin等给出如下数值解法:

$$\begin{aligned} \text{div}\left(\frac{\nabla I(x)}{|\nabla I(x)|}\right)_{ijk} = & \Delta_+^x \frac{\Delta_+^x I_{ijk}}{\sqrt{(\Delta_+^x I_{ijk})^2 + m(\Delta_+^y I_{ijk}, \Delta_-^y I_{ijk})^2 + m(\Delta_+^z I_{ijk}, \Delta_-^z I_{ijk})^2}} + \\ & \Delta_-^x \frac{\Delta_-^x I_{ijk}}{\sqrt{(\Delta_-^x I_{ijk})^2 + m(\Delta_-^y I_{ijk}, \Delta_+^y I_{ijk})^2 + m(\Delta_-^z I_{ijk}, \Delta_+^z I_{ijk})^2}} + \\ & \Delta_+^y \frac{\Delta_+^y I_{ijk}}{\sqrt{(\Delta_+^y I_{ijk})^2 + m(\Delta_+^x I_{ijk}, \Delta_-^x I_{ijk})^2 + m(\Delta_+^z I_{ijk}, \Delta_-^z I_{ijk})^2}} + \\ & \Delta_-^y \frac{\Delta_-^y I_{ijk}}{\sqrt{(\Delta_-^y I_{ijk})^2 + m(\Delta_-^x I_{ijk}, \Delta_+^x I_{ijk})^2 + m(\Delta_-^z I_{ijk}, \Delta_+^z I_{ijk})^2}} + \\ & \Delta_+^z \frac{\Delta_+^z I_{ijk}}{\sqrt{(\Delta_+^z I_{ijk})^2 + m(\Delta_+^x I_{ijk}, \Delta_-^x I_{ijk})^2 + m(\Delta_+^y I_{ijk}, \Delta_-^y I_{ijk})^2}} + \\ & \Delta_-^z \frac{\Delta_-^z I_{ijk}}{\sqrt{(\Delta_-^z I_{ijk})^2 + m(\Delta_-^x I_{ijk}, \Delta_+^x I_{ijk})^2 + m(\Delta_-^y I_{ijk}, \Delta_+^y I_{ijk})^2}} \end{aligned} \quad (15)$$

其中,  $i = 1 \dots N_x, j = 1 \dots N_y, k = 1 \dots N_z$

$$\Delta_{\pm}^x I_{ijk} = h_x^{-1}(\mp I_{ijk} \pm I_{(i \pm 1)jk}),$$

$$\Delta_{\pm}^y I_{ijk} = h_y^{-1}(\mp I_{ijk} \pm I_{i(j \pm 1)k}), \quad \Delta_{\pm}^z I_{ijk} = h_z^{-1}(\mp I_{ijk} \pm I_{ij(k \pm 1)})$$

$$m(a, b) = \frac{\text{sign } a + \text{sign } b}{2} \min(|a|, |b|)$$

同时 $h_x, h_y, h_z$ 是指像素的维数,一般都取1,在边界点,我们定义以下关系:

$$\begin{aligned} I_{0jk} &= I_{1jk}, \quad I_{(N_x+1)jk} = I_{N_xjk}, \\ I_{i0k} &= I_{i1k}, \quad I_{i(N_y+1)k} = I_{iN_yk}, \\ I_{ij0} &= I_{ij1}, \quad I_{ij(N_z+1)} = I_{ijN_z} \end{aligned} \quad (16)$$

计算平台是Intel Core i5-2400 @ 3.10GHz四核处理器、4GB内存的PC机。Matlab版本为7.11.0.584 (R2010b)。

## 2 实验设计与评价

### 2.1 NCAT仿真实验

本图1A是大小为 $128 \times 128$ 的NCAT仿真PET图像,参数均来自文献[13]。图1B是仿真存在部分容积效应和噪声的退化PET图像,退化图像的部分容积效应是在图像域中对体模图像进行半高宽为6 mm的高斯平滑,随后加入均值为0,方差为0.1的高斯噪声。

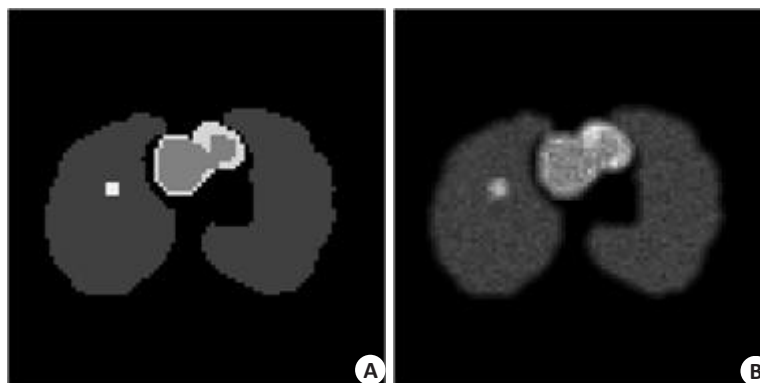


图1 仿真NCAT图像

Fig.1 Simulated NCAT image. A: simulated PET image; B: degraded PET image with partial volume effect and noise.

### 2.2 物理体模实验

PET物理体模数据采用基于NEMA NU 4-2008标准的图像质量体模<sup>[14]</sup>。图2为采用有机玻璃加工的体模,其圆柱长度为50 mm,直径为30 mm,包含直径为30 mm、高为30 mm的圆柱形空腔,还有高20 mm的固体部分。其中固体部分有5个直径依次为1、2、3、4、5 mm的可填充空腔棒,空腔棒与圆柱形空腔联通。

我们在体模中注入21 ml活度浓度为174.8 kBq/ml的 $^{18}\text{F}$ -FDG溶液,得到的总活度为3.67 MBq。在南方医院PET中心小动物 Invoen micro PET 上进行扫描。PET系统设置为默认设置,能量和事件符合时间分别为



图2 NEMA NU4-2008 IQ体模

Fig.2 NEMA NU4-2008 image-quality (IQ) phantom.



350~650 keV 和 3.432 ns。我们对体模进行 20 min 扫描,数据存储为 list-mode 格式,然后采用 2D 有序子集最大似然法 (2D ordered subset expectation maximization, OSEM2D) 重建图像 (16 个子集, 4 次迭代)。最终得到的三维图像数据是  $256 \times 256 \times 159$ , 体素大小为  $0.39 \times 0.39 \times 0.79$  mm。

### 2.3 肿瘤小鼠实验

临床 FDG 数据是鼠源 EMT6 乳腺癌小鼠数据。我们使用南方医院 Invoen microPET 对注射  $^{18}\text{F}$ -FDG 总活度为 12.95 MBq 的肿瘤鼠进行 10 min 扫描,扫描过程机器的设置为默认设置。重建算法为 OSEM2D,参数设置为 16 个子集,4 次迭代。最终得到的三维图像数据是  $256 \times 256 \times 159$ , 像素大小为  $0.39 \times 0.39 \times 0.79$  mm。

### 2.4 定量评价指标

针对部分容积效应校正后的图像,分别采用恢复系数 (recovery coefficient, RC) 和标准方差 (standard deviation, SD) 进行定量评价。

#### 2.4.1 恢复系数恢复系数定义为:

$$RC = \frac{X_{ROI}}{X_{ROI}^{true}} \quad (17)$$

式中,  $X_{ROI}$  为探测图像感兴趣区域的活度值,  $X_{ROI}^{true}$  是真实图像感兴趣区域的活度值。

#### 2.4.2 标准方差 标准方差表示图像的噪声水平,定义如下:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_j (X_j - \bar{X})^2} \times 100\% \quad (18)$$

式中,  $N$  是感兴趣区域的像素个数,  $X_j$  为感兴趣区域像素  $j$  ( $j=1, \dots, N$ ) 处的像素值,  $\bar{X}$  是感兴趣区域的均值。

同时,为了表示噪声的增加率,定义了标准方差的增加率:

$$SD_{increase} = \frac{SD_{correct} - SD_{original}}{SD_{original}} \times 100\% \quad (19)$$

式中,下标 increase 代表增加率,correct 代表校正图像计算值,original 代表校正前图像计算值。

2.4.3 参数优化 针对重建得到的 3D 体模图像数据,记为 Uncorrected data,分别用六种不同的方法进行部分容积校正。方法 1 是对图像数据进行 VC 去卷积,记为 VC;方法 2 是对图像数据进行 RL 去卷积,记为 RL;方法 3 是引入 TV 正则化项的 VC 去卷积,记为 VC-TV;方法 4 是引入 TV 正则化项的 RL 去卷积,记为 RL-TV;方法 5 是在 RL 框架下引入中值先验,记为 MRP;方法 6 是对图像数据进行贝叶斯去卷积,记为 Ba。在实验中,所有方法的迭代步数参数都为 20。PSF 作为影响算法校正结果的重要参数,本文选取半高宽 (full width at half maximum, FWHM) 参数为 1.5 mm<sup>[15]</sup>。RL-TV 和 VC-TV 的 TV 正则化参数为 0.005;RL-MRP 的滤波核大小设为  $3 \times 3 \times 3$ ,  $\beta$  的取值为 0.3。

## 3 结果

### 3.1 仿真实验结果

图 3 是传统 RL 和 VC 去卷积算法和引入 TV 正则化项去卷积算法的结果。从图 3A 和图 3B 可以看出 RL 和 VC 都具有校正效果,但噪声水平高于校正前图像。而图 3C、D 是 RL-TV 和 VC-TV 结果,可以看出在保持图像边缘信息的同时抑制了图像噪声的增加,达到很好的校正效果,其中 RL-TV 校正效果好于 VC-TV。

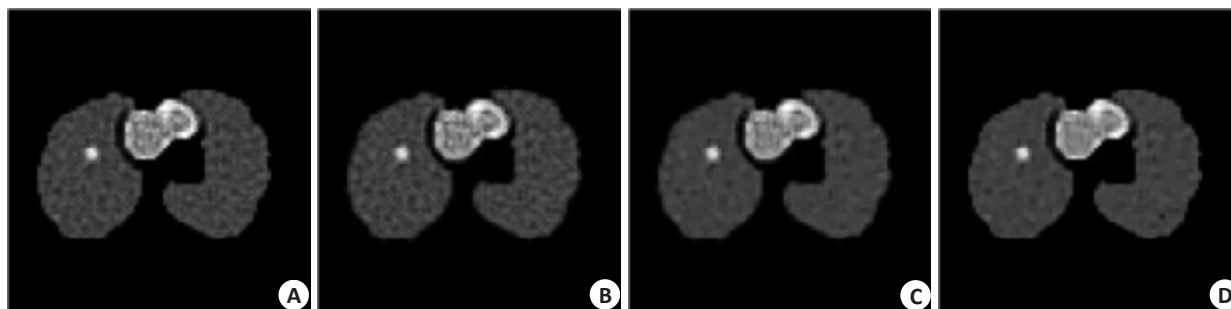


图3 NCAT仿真图像校正结果

Fig.3 Simulated NCAT image results. A: RL; B: VC; C: RL-TV; D: VC-TV.

### 3.2 体模实验结果

图 4 给出了优化参数下不同方法对体模图像校正后的结果,所有图像均在同一显示窗下显示。图 4 中各个图像红色箭头均是指向最小直径 (1 mm) 的 ROI (记为 ROI 1)。由图 4A 中可以看出在未校正图像的 ROI 1 在图像中亮度值很低,经过不同方法校正后可以

看出 ROI 1 处亮度值都有提升。同时,5 个 ROI 的图像是用 RC 来定量分析,空腔圆形图像是用来定量 SD。

图 5 描绘了优化参数后的不同去卷积方法在不同直径圆形感兴趣区域的 RC 和 SD 增加率变化曲线。从图 5A 可以看出,直径越大的圆形感兴趣区域的 RC 值越接近于 1,同时校正后的 RC 值的增加率范围为  $9.7\% \pm$

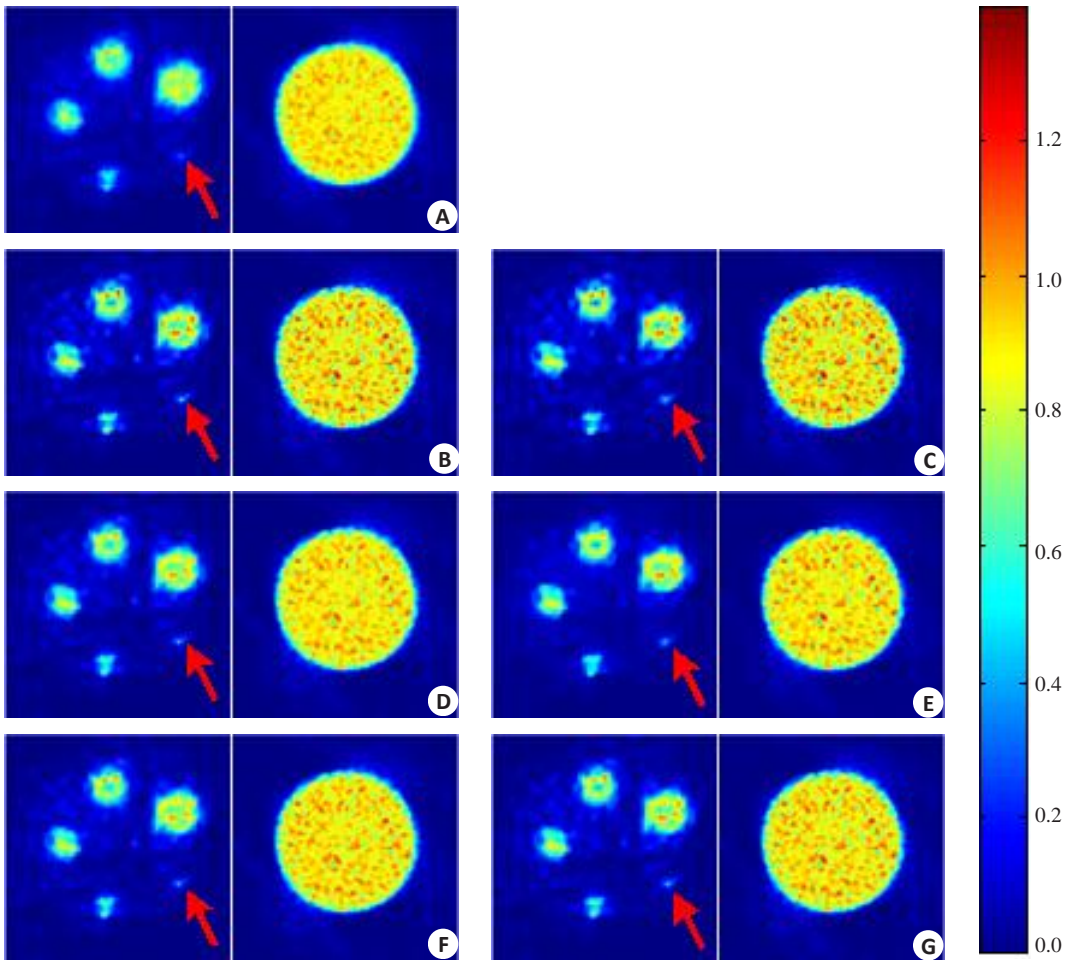


图4 不同去卷积方法校正的体模图像  
Fig.4 Various phantom images with different PVC algorithms. The red arrow points to the smallest ROI (1 mm).  
A: Uncorrected data; B: RL; C: VC; D: RL-TV; E: VC-TV; F: Ba; G: MRP.

2.2%(ROI 5)到(25.9±1.2)%(ROI 1)。图5B展示了不同校正方法的SD增加率曲线,即噪声增加水平。首先,感兴趣区域的直径大小与校正后引入的噪声有较大联系,基本上是直径越大,引入噪声越多,但在ROI 2处的RL和Ba方法引入噪声反而较在ROI 3和ROI 4处多。其次,针对不同的去卷积算法,VC的SD增加率最大,范围是从17.4%到20.9%。RL较VC表现更好,噪声引入

较少,但仍然保持较高水平。另一方面,图5B中不同的正则化方法都能在一定程度上抑制噪声的增加。其中在ROI2-ROI5条件下,MRP优于Ba,TV正则化算法优于MRP和Ba,而且RL-TV要优于VC-TV。特别地在ROI1处,Ba优于MRP和VC-TV。RL-TV在RC相等情况下,噪声抑制效果最好,SD增加率的范围为10.7%~13.4%。

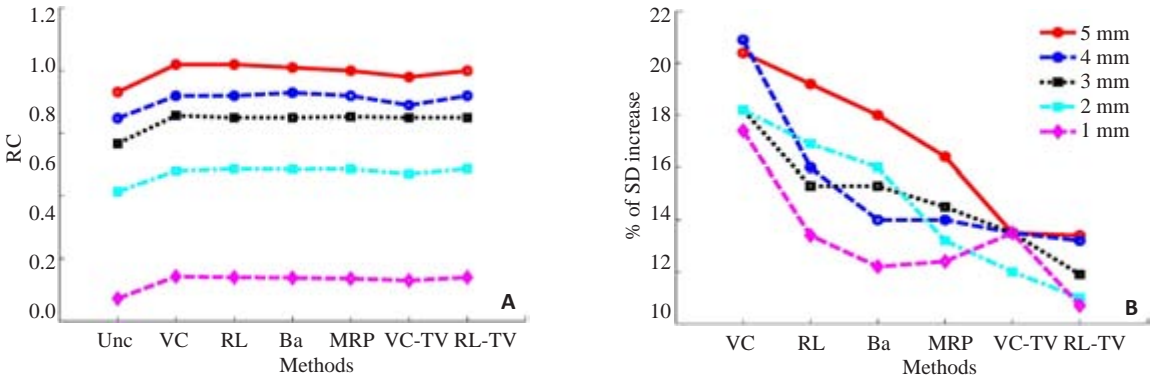


图5 不同去卷积方法在不同直径感兴趣区域的RC和SD增加率变化曲线  
Fig.5 Plots of RC and SD increase percentage using different methods varying ROIs. A is for RC; B is for SD increase percentage.

3.3 肿瘤小鼠实验结果

图6是不同去卷积方法对小鼠数据校正结果,所有图像都在同一灰度窗下显示。图6A中ROI A所在图像为矢状面图(以下相同),ROI A为肿瘤区域,ROI B所在图像为横切面图(以下相同),ROI B用来测量噪声的增加。实验中,我们保证各个去卷积校正方法对肿瘤区域

即ROI A有近似一致的活度增强效果取( $10\pm1.8$ )%增加率),从而考虑ROI B中噪声增加情况。表1给出了不同去卷积方法对小鼠数据校正后具体活度增加率和SD增加率的数值比较,易见,RL-TV算法在肿瘤活度增加率最大的条件下,噪声增加率最小。

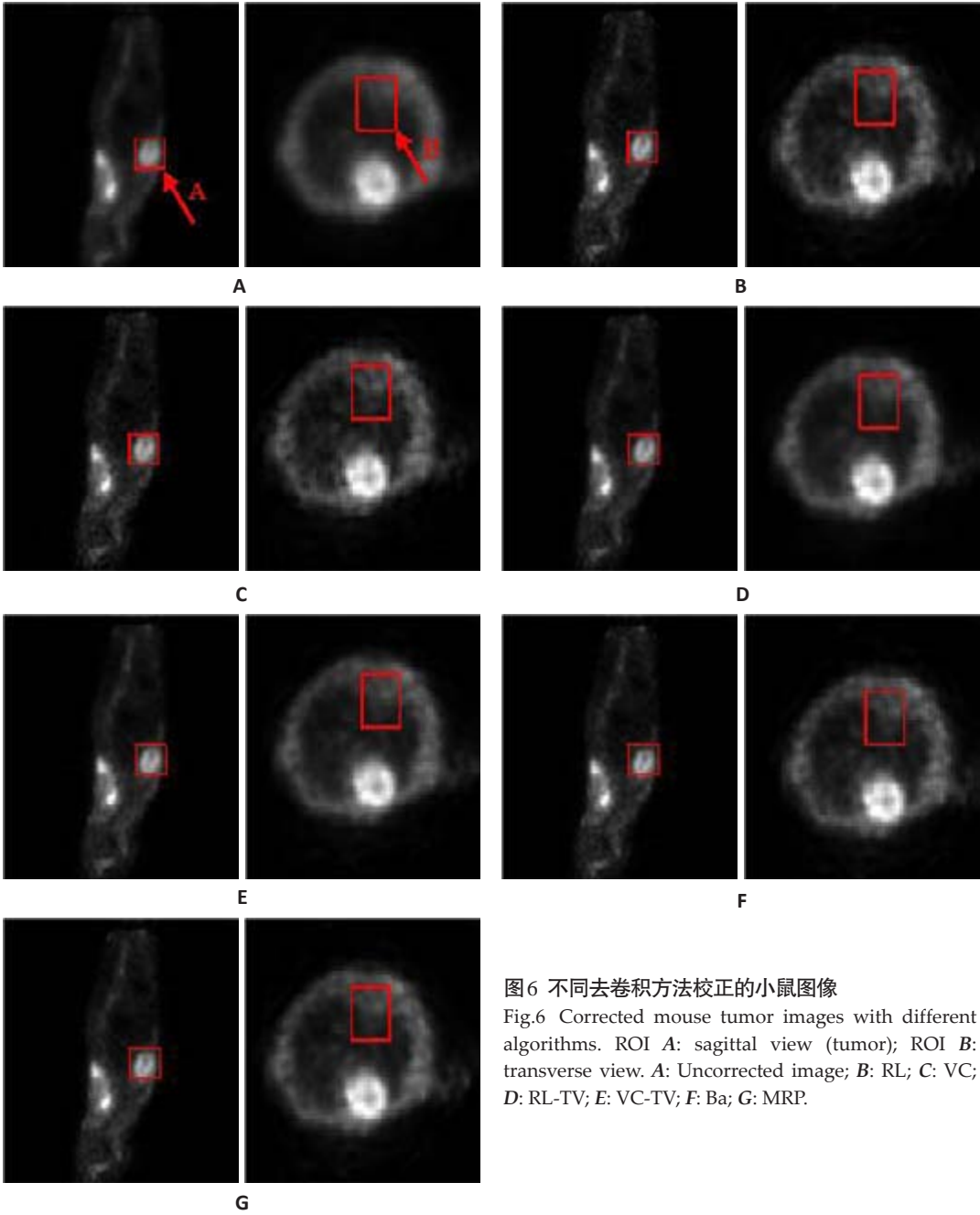


图6 不同去卷积方法校正的小鼠图像  
Fig.6 Corrected mouse tumor images with different algorithms. ROI A: sagittal view (tumor); ROI B: transverse view. A: Uncorrected image; B: RL; C: VC; D: RL-TV; E: VC-TV; F: Ba; G: MRP.

4 讨论

最初是在1979年,Hoffman等<sup>[16]</sup>提出用恢复系数来描述并校正部分容积效应。该法主要是测量标准质量体模的不同直径区域的恢复系数,但是临床图像的病灶区域形状是不规则的,体模实验确定的恢复系数难以用于临床。随后有学者将迭代去卷积算法应用于PET肿瘤图像的部分容积校正。Kirov等人提出的基于RL

去卷积方法的MRP算法能够有效校正图像同时抑制噪声,但是在考虑拓扑结构时需手动调节的参数有9个,本文只是讨论了其中最重要的一个参数 $\beta$ 。而本文方法,总共只有两个参数,大大减少了人为因素的影响。Boussion等<sup>[17]</sup>提出在去卷积过程中引入小波滤波,但3D情况下只能对每层图像单独处理后加和,不能实现纯粹意义上的3D处理,因此本文不将此方法作为比

chinaXiv:201712.01112v1



表1 小鼠图像校正后活度和SD增加率比较

Tab.1 Comparison of intensity and SD increase percentage for mouse images

Methods	ROIA	ROIB
	Activity Increase (%)	SD Increase (%)
VC	10.88	49.98
RL	10.47	42.76
Ba	10.76	35.66
MRP	11.06	25.59
VC-TV	8.20	14.26
RL-TV	11.32	4.70

较。Naqa等人提出Bayesian正则化去卷积方法,这种方法只是对传统RL方法在形式上做了修改,引入了指数项的正向收敛,在NU4 2008体模实验和肿瘤小鼠实验中都表明此方法不能有效去除噪声。

本研究在经典去卷积方法的基础上,引入全变分正则化项,在仿真体模实验结果图3中视觉显示该法可以在保持图像边缘的同时有效抑制噪声的增加。定量实验中,全变分正则化项方法在校正效果相同(具有相同的RC值或者一致的活度增加率),相比于其他校正方法,具有最低的噪声增加率,其中RL-TV优于VC-TV,表明了本文提出方法的优越性。在本文的实验过程中, $\lambda$ 的选择是根据量化准则优化选取,然而如何在临床应用中建立相应的优化参数选择,是本文进一步需要开展的研究。基于此,我们将采用临床半定量,如标准吸收值或定量的指标,提出自适应的参数选择算法,更好的服务于临床。

综上所述,本文提出了一种基于全变分正则化去卷积的PET图像部分容积校正方法。针对传统RL和VC迭代去卷积方法引起的噪声增加问题,本文提出的TV正则化去卷积方法在仿真实验、物理体模实验、肿瘤小鼠实验中都展示了抑制噪声增加,保持图像边缘的优越性,尤其是RL-TV方法在文章中提到的方法中具有最好的去噪效果。

参考文献:

[1] 耿建华,陈盛祖,陈英茂,等.正电子图像部分容积效应成因与校正的理论探讨[J].中华核医学杂志,2003,23(5):318-9.  
[2] Lu LJ, Ma JH, Huang J, et al. Generalized metrics induced anatomical prior for MAP PET image Reconstruction[C]// Potsdam

(Germany), 2011: 233-6.

[3] Müller-Gärtner HW, Links JM, Prince JL, et al. Measurement of radiotracer concentration in brain gray matter using positron emission tomography: MRI-based correction for partial volume effects[J]. J Cereb Blood Flow Metab, 1992, 12(4): 571-83.  
[4] Teo BK, Seo Y, Bacharach SL, et al. Partial-volume correction in PET: validation of an iterative postreconstruction method with phantom and patient data[J]. J Nucl Med, 2007, 48(5): 802-10.  
[5] Van CP. ZumEinfluß der spaltbreite auf die intensitätsverteilung in spektrallinien[J]. ZeitschriftfürPhysik, 1930, 65(7/8): 547-63.  
[6] Tohka J, Reilhac A. Deconvolution-based partial volume correction in Raclopride-PET and Monte Carlo comparison to MR-based method[J]. Neuroimage, 2008, 39(4): 1570-84.  
[7] Richardson WH. Bayesian-based iterative method of image restoration[J]. JOSA, 1972, 62(1): 55-9.  
[8] Lucy LB. Iterative technique for rectification of observed distributions[J]. Astron J, 1974, 79(6): 745-54.  
[9] Rudin LI, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992, 60(1/4): 259-68.  
[10] Kirov AS, Piao JZ, Schmidtlein CR. Partial volume effect correction in PET using regularized iterative deconvolution with variance control based on local topology[J]. Phys Med Biol, 2008, 53(10): 2577-91.  
[11] El Naqa I, Low DA, Bradley JD, et al. Deblurring of breathing motion artifacts in thoracic PET images by deconvolution methods [J]. Med Phys, 2006, 33(10): 3587-600.  
[12] Alenius S, Ruotsalainen U. Bayesian image Reconstruction for emission tomography based on median root prior [J]. Eur J Nucl Med, 1997, 24(3): 258-65.  
[13] Karakatsanis NA, Lodge MA, Tahari AK, et al. Dynamic whole-body PET parametric imaging: I. Concept, acquisition protocol optimization and clinical application [J]. Phys Med Biol, 2013, 58(20): 7391-418.  
[14] NEMA, NU 4-2008. National electrical manufacturers association [S]: nema standards publication, 2008.  
[15] Visser EP, Disselhorst JA, Brom MA, et al. Spatial resolution and sensitivity of the inveon Small-Animal PET scanner [J]. Journal of Nuclear Medicine, 2009, 50(1): 139-47.  
[16] Hoffman EJ, Huang SC, Phelps ME. Quantitation in positron emission computed tomography: 1. Effect of object size [J]. J Comput Assist Tomogr, 1979, 3(3): 299-308.  
[17] Boussion N, Cheze Le Rest C, Hatt M, et al. Incorporation of wavelet-based denoising in iterative deconvolution for partial volume correction in whole-body PET imaging [J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2009, 36(7): 1064-75.

(编辑:孙昌朋)

chinaXiv:201712.01112v1